

PENERAPAN METODE ALGORITME *FREQUENT-PATTERN GROWTH* UNTUK MARKET BASKET ANALYSIS PADA KANTIN PERGURUAN TINGGI

Wahyu Budi Prakoso¹

¹ Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur, Jakarta Selatan, Indonesia

Email: ¹wahyubudi860@gmail.com

(* : corresponding author)

Abstrak- Perkembangan Teknologi pada era *industry 4.0* saat ini sangat lah signifikan, ditambah dengan banyaknya *franchise-franchise* baru yang muncul belakangan ini membuat Beberapa Kantin/Tempat makan yang belum melakukan trobosan seperti pemanfaatan sistem penjualan berbasis komputer menjadi menurun sedikit penjualannya. Kantin Universitas Budi Luhur Merupakan Salah satu pilihan untuk warga Universitas Budi Luhur untuk membeli makanan, minuman maupun lainnya. Kantin Budi Luhur sudah berbasis komputer akan tetapi untuk penghitungan statistik dan pemberian promo/penggabungan menu serta penempatan item masih hanya berbasis perkiraan saja. Yang mengakibatkan kurang efektif dan maksimal. Dalam beberapa bulan terakhir, data penjualan/transaksi pada Kantin Universitas Budi Luhur mengalami penurunan, Beberapa strategi sudah dilakukan oleh Kantin Universitas Budi Luhur, seperti mengamati/observasi beberapa pelanggan yang telah membeli menu dan kemudian melihat menu apa saja yang konsumen butuhkan. Maka dari itu, dibuatlah sistem aplikasi dengan teknik *data mining* untuk melihat pola pembelian konsumen dalam menentukan strategi penjualan selanjutnya. Pada kasus ini, metode yang akan digunakan adalah analisis keranjang pasar (*market basket analysis*) dengan menggunakan algoritme *frequent-pattern growth*. Pada proses pengujian 1131 data dengan 415 total transaksi didapatkan 2 rule dengan nilai *minimum support* 1% dan nilai *minimum confidence* 75% dengan nilai *lift ratio* diatas 1, dan 4 probabilitas item yang masing-masing item dikali 1.

Kata Kunci: *data mining, frequent pattern-growth, market basket analysis*

APPLICATION OF FREQUENT-PATTERN GROWTH ALGORITHM METHOD FOR MARKET BASKET ANALYSIS IN COLLEGE CANTEENS

Abstract- *Technology development in the era of industry 4.0 today is very significant, plus the number of new franchises that have emerged lately, making some cantinas/dining places that have not caused trouble, such as the use of computer-based sales systems, to a slight decline in sales. The Budi Luhur University Canteen is one of the options for the citizens of the university to buy food, drinks and other things. Budi Luhur's canteen is already computer-based, but for statistical calculations and the provision of promotions/menu combinations as well as the placement of items is still only estimate-based. Which results in a less effective and maximum. In the last few months, the sales/transaction data at the Budi Luhur University Canteen has been declining. Some strategies have been implemented by the University Cantina Budi luhur, such as observing/observing some customers who have purchased menus and then looking at any menus that consumers need. From that, an application system was created with data mining techniques to look at consumer purchasing patterns in determining future sales strategies. In this case, the method used is market basket analysis using the frequent-pattern growth algorithm. In the process of testing 1131 data with 415 total transactions, they obtained 2 rules with a minimum support value of 1% and a minimum confidence value of 75% with a lift ratio value above 1, and 4 probability items, each being multiplied by 1.*

Keywords: *data mining, frequent pattern-growth, market basket analysis*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan Teknologi pada era *industry 4.0* saat ini sangat lah signifikan, ditambah dengan banyaknya *franchise-franchise* baru yang muncul belakangan ini membuat Beberapa Kantin/Tempat makan yang belum melakukan trobosan seperti pemanfaatan sistem penjualan berbasis komputer menjadi menurun sedikit penjualannya.

Kantin Universitas Budi Luhur Merupakan Salah satu pilihan untuk warga Universitas Budi Luhur untuk membeli makanan, minuman maupun lainnya. Kantin Budi Luhur sudah berbasis komputer akan tetapi untuk penghitungan statistik dan pemberian promo/penggabungan menu serta penempatan item masih hanya berbasis perkiraan saja. Yang mengakibatkan kurang efektif dan maksimal

Dalam beberapa bulan terakhir, data penjualan/transaksi pada Kantin Universitas Budi Luhur mengalami penurunan. Beberapa strategi sudah dilakukan oleh Kantin Universitas Budi Luhur, seperti Mengamati/observasi beberapa pelanggan yang telah membeli menu dan kemudian melihat menu apa saja yang konsumen butuhkan. Namun, strategi tersebut masih belum cukup mampu untuk meningkatkan penjualan jika dibandingkan dengan data penjualan pada bulan-bulan sebelumnya.

Data mining merupakan pemisahan model digunakan dalam penyimpanan *database* yang ditujukan untuk menghasilkan informasi baru dan kemudian digunakan untuk membuat strategi selanjutnya. Pada data mining memiliki beberapa strategi, yaitu *regression*, *association rule*, *classification* dan *clustering*[1].

Penelitian ini merujuk pada beberapa penelitian sebelumnya yang terkait dengan *data mining* dengan menggunakan metode algoritme apriori dan *FP-Growth*. Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma *Apriori* dan Algoritma *FP-Growth*. Hasilnya didapatkan bahwa dari 131 data transaksi dengan 8 item, untuk algoritma *apriori* menghasilkan 4 *rule* dengan *support* sebesar 1.31296 dengan akurasi sebesar 78% dan untuk perhitungan *FP-Growth* menghasilkan 6 *rule* dengan *support* sebesar 1.67938 dengan akurasi sebesar 128%. Sehingga dari pengujian menggunakan 8 item dengan data sebanyak 131 data algoritma *FP-Growth* memiliki akurasi terbaik dibandingkan dengan *apriori* [2].

Berdasarkan pertimbangan penelitian yang telah dipaparkan sebelumnya, Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma *Apriori*. Sehingga kekurangan dari algoritma *Apriori* diperbaiki oleh algoritma *FP-Growth*. Algoritma *FP-Growth* adalah algoritma yang efisien dan *market basket analysis* juga merupakan metode yang cocok untuk diimplementasikan pada penelitian ini. Karena pada tahap penggunaan metode *market basket analysis*, metode ini berfokus pada pola pembelian konsumen yang ada pada data transaksi kantin Universitas Budi Luhur, sehingga penelitian ini dapat melakukan proses *data mining* menggunakan data transaksi kantin Universitas Budi Luhur. Hasil akhir dari yang telah dijelaskan pada referensi diatas, diharapkan akan didapatkan beberapa buah aturan asosiasi (*association rule*) untuk rekomendasi strategi bisnis kedepannya

Maka dari itu pada penelitian ini, akan menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan pendekatan *Market Basket Analysis* untuk melakukan pemecahan masalah yang ada pada kantin Universitas Budi Luhur.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Data Mining

Data mining merupakan pemisahan model digunakan dalam penyimpanan *database* yang ditujukan untuk menghasilkan informasi baru dan kemudian digunakan untuk membuat strategi selanjutnya. *Data mining* juga bisa disebut sebagai sebuah metode pengolahan data untuk memperoleh suatu baru dan pengetahuan baru yang dapat digunakan untuk memperoleh suatu keputusan. Istilah lain data mining disebut "*Knowledge Discovery in Database*" (*KDD*) yang merupakan sebuah kegiatan yang meliputi pengumpulan dan pemakaian data serta historis untuk menentukan sebuah keputusan baru dalam *dataset* yang berukuran besar. *Mining* adalah sebuah kata yang menjelaskan tentang suatu proses menemukan beberapa kumpulan kecil dari suatu bongkahan [3]. Beberapa proses *KDD* dapat dijelaskan sebagai berikut[4]: *Data selection*, *Pre-processing/Cleaning*, *Transformation*, *Data Mining*, *Interpretation/Evaluation*.

2.2 Market Basket Analysis

Market basket analysis (MBA) merupakan sebuah proses untuk menentukan pola perilaku konsumen dengan melihat produk apa saja yang dibeli oleh konsumen dalam waktu yang bersamaan. *Market basket analysis* juga dikenal sebagai asosiasi aturan pembelajaran atau analisis suatu perilaku yang dilakukan dalam waktu yang sama[5]. Tujuan dari *MBA* adalah untuk meningkatkan efektivitas suatu strategi pemasaran dan promosi penjualan menggunakan data transaksi pada suatu toko atau perusahaan. *MBA* akan melihat produk apa saja yang telah dibeli oleh konsumen sebagai salah satu tanda yang memungkinkan untuk membuat strategi pemasaran kedepannya [6].

2.3 Association Rule

Tahapan yang utama dalam penerapan *association rule* adalah mengetahui seberapa banyak kombinasi item yang telah muncul dalam *database* yang disebut sebagai *frequent patterns*. Salah satu tahap analisis asosiasi yang menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien adalah analisis pola frekuensi tinggi (*frequent pattern mining*). Penting atau tidaknya suatu asosiasi dapat diketahui dengan dua tolok ukur, yaitu *support* dan *confidence* [7]. Pada teknik *association rule*, ada beberapa tahapan dasar dalam pelaksanaannya, yaitu:

- a. Melakukan analisis pada pola frekuensi tertinggi (*high frequent pattern*), pola ini bertujuan untuk mencari kombinasi antar *item* yang telah memenuhi syarat *minimum* dari nilai *support* dalam *database*. Rumusnya adalah :

$$\text{Nilai Support } A = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A}{\text{Total transaksi}} \quad (1)$$

- b. Berbeda dengan rumus untuk menentukan nilai *support* dari 2 item sekaligus, yaitu dengan rumus :

$$\text{Nilai Support } (A, B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi}} \quad (2)$$

- c. Proses pembentukan aturan asosiasi, yaitu mencari aturan asosiasi setelah menemukan semua pola frekuensi yang memenuhi syarat *minimum confidence* dengan menghitung nilai *confidence* dari aturan asosiasi $A \rightarrow B$, rumusnya yaitu :

$$\text{Confidence } (A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A} \quad (3)$$

- d. Proses menghitung *lift ratio*, *lift ratio* merupakan suatu ukuran untuk mengetahui seberapa besar kekuatan aturan asosiasi yang telah dibuat, biasanya digunakan untuk menemukan apakah aturan asosiasi tersebut sudah sesuai dengan rumus atau tidak [8]. Rumus untuk menghitung *lift ratio* yaitu:

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{Confident } (A, B)}{\text{Benchmark confident } (A, B)} \quad (4)$$

Rumus untuk menghitung *benchmark confidence* yaitu :

$$\text{Benchmark of Confidence} = \frac{Nc}{N} \quad (5)$$

Variabel Nc merupakan total jumlah transaksi dengan *item-tem* yang menjadi konsekuen, sedangkan variable N adalah jumlah transaksi dalam *database* tersebut.

2.4 Algoritme *Frequent Pattern Growth*

Algoritme *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* merupakan algoritme dengan menggunakan *database* yang cerdas dan kompak[9].

FP-Growth juga merupakan algoritme alternatif yang biasa digunakan dalam menentukan *frequent itemset* dalam sebuah *database*. Pada algoritme *fp-growth*, Algoritme ini menggunakan pendekatan yang berbeda dengan teori atau asumsi yang digunakan pada algoritme *apriori* [10].

Ada 3 tahapan utama yang digunakan dalam algoritme *fp-growth*, yaitu[11]:Tahap pembangkitan *Conditional Pattern Base*, Tahap pembangkitan *Conditional FP-Tree*, Tahap pencarian *frequent itemset*

Berikut ini adalah bagan alur algoritme *fp-growth*:



Gambar 1. Alur Algoritme *FP-Growth*

Penjelasan gambar 1 :

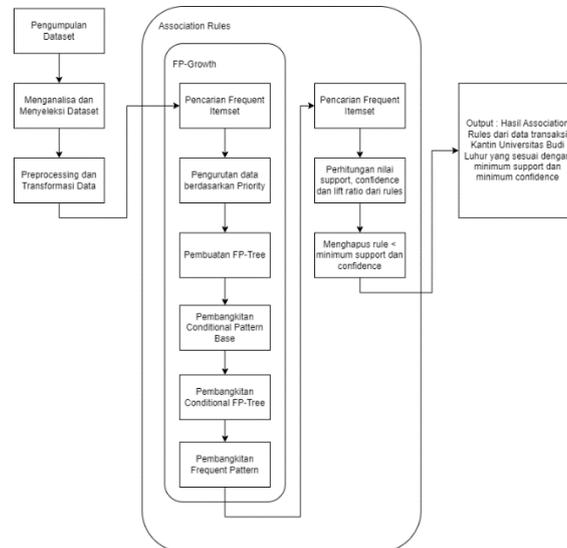
- Pengumpulan data : mengumpulkan data yang akan di gunakan
- Pre-processing : proses persiapan data sebelum data diolah/digunakan
- Pengolahan data : Tahap pembangkitan *Conditional Pattern Base*, Tahap pembangkitan *Conditional FP-Tree*, Tahap pencarian *frequent itemset*
- Pencarian *lift ratio* : tahapan *Association Rule*
- Mendapatkan *Association Rule* : mendapatkan rule yang didapat dari tahapan sebelumnya
- Mendapatkan rekomendasi produk: tahapan perubahan rule menjadi rekomendasi produk

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Penerapan Metode

Pada proses penerapan dalam membangun sistem *market basket analysis*, topik ini akan menggunakan aturan asosiasi (*association rule*) untuk mencari suatu hubungan antara 2 item dalam dataset yang telah ditentukan dengan menggunakan algoritme *FP-Growth*. Pada penelitian yang dilakukan ini, terdapat beberapa tahap yang akan dibuat

dan bisa dilihat pada gambar 2 dibawah ini. Gambar 2 merupakan suatu proses bagaimana cara data transaksi yang ada pada kantin Universitas Budi Luhur tersebut diolah dan kemudian dapat menghasilkan sebuah informasi baru yang akan digunakan untuk strategi bisnis selanjutnya.



Gambar 2. Tahapan Proses Sistem Aplikasi

3.1.1 Pengumpulan Dataset

Dataset yang diperoleh untuk penelitian ini didapat dari pencatatan data transaksi pada Kantin Universitas Budi Luhur dengan tipe CSV. Dengan total data 54863 data transaksi terhitung mulai Januari 2020 – Agustus 2022. Seluruh atribut meliputi : Id Transaksi, Id Item, Nama Menu, Tanggal, Harga.

3.1.2 Menganalisis dan Menyeleksi Dataset

Karena dalam dataset yang diperoleh dari kanti Universitas Budi Luhur tidak semua atribut akan digunakan, maka beberapa atribut yang tidak diperlukan untuk pengolahan pada data mining yang tidak diperlukan akan dihilangkan. Dari jumlah total dataset pada Juni 2022 sebanyak 4482 data. Karena ada beberapa data tidak valid dan keterbatasan waktu runtime pada saat upload maka hanya digunakan sebanyak 1131 buah data. Contoh format data transaksi yang didapatkan dalam bentuk file Microsoft Excel pada Kantin Universitas Budi Luhur dapat dilihat pada Tabel 1 dibawah ini:

Tabel 1. Sampel Data Transaksi

Atribut	Data	Definisi
Id_Transaksi	2001000001	Nomor unik pada setiap transaksi
Id_Item	1006030	Nomor unik pada setiap item
Nama_Menu	A.Aqua 600 MI	Nama item/menu yang ada
Tanggal	03-01-2020	Tanggal transaksi terjadi

3.1.3 Preprocessing dan Transformasi Database

Dalam database transaksi Kantin Universitas Budi Luhur, ada beberapa atribut yang tidak akan dipakai untuk proses data mining pada penelitian ini. Atribut-atribut yang akan digunakan adalah atribut yang diperlukan untuk melakukan pencarian association rule. Atribut-atribut yang tidak akan digunakan/dipisahkan oleh query. Dan Pada tahap transformasi database, atribut dan data transaksi Kantin Universitas Budi Luhur yang sudah diterima dalam bentuk .xls akan disesuaikan dengan kebutuhan proses data mining, sehingga data-data tersebut dapat diintegrasikan pada sistem yang akan dibangun. Hasil dari Preprocessing dan transformasi database dapat dilihat pada tabel 2 dibawah ini:

Tabel 2. Sampel Preprocessing dan Transformasi database

Atribut sebelum transformasi	Sesudah transformasi	Data	Alasan pemilihan atribut
Id_Transaksi	id_transaksi	2001000001	Sebagai pembeda antara transaksi

Id_Item	item	A.Aqua 600 MI	Sebagai atribut yang akan digunakan pada saat algoritme dijalankan
Tanggal	tanggal	03-01-2020	Sebagai pembatas tanggal pada query/transaksi yang akan diolah

3.1.4 Pencarian *Frequent Itemset*

Proses pencarian *frequent itemset* ini bertujuan untuk menghitung seberapa banyak frekuensi dari masing-masing atribut pada data transaksi kantin Universitas Budi Luhur. Sebagai contoh, penelitian ini akan menggunakan beberapa sampel untuk melakukan pencarian *frequent itemset* pada data transaksi Kantin Universitas Budi Luhur yang dapat dilihat pada tabel 3 dibawah ini:

Tabel 3. Sampel item

id Transaksi	item	tanggal
2206000001	A.Fanta Pet 425 MI	02/06/2022
2206000001	A.Nu Green Tea	02/06/2022
2206000001	A.Aqua 600 MI	02/06/2022
2206000009	Z.Soto Ayam	02/06/2022
2206000009	Z.Nasi Putih	02/06/2022
2206000009	Z.Bakwan Jagung	02/06/2022
2206000010	Z.Pecel Ayam	02/06/2022
2206000010	Z.Nasi Putih	02/06/2022
2206000010	A.Aqua 600 MI	02/06/2022
2206000032	Z.Pecel Ayam	02/06/2022
2206000032	Z.Nasi Putih	02/06/2022
2206000051	Z.Soto Daging	02/06/2022
2206000051	Z.Nasi Putih	02/06/2022
2206000051	Z. Teh Manis (Panas / Dingin)	02/06/2022

Pada Tabel 3 diatas dapat dilihat bahwa untuk mengetahui frequent itemset pada sampel data transaksi Kantin Universitas Budi Luhur dapat dilakukan dengan cara menghitung seberapa banyak nilai frekuensi dari masing-masing atribut transaksi pelanggan yang dapat dilihat pada Tabel 4 dibawah ini:

Tabel 4. Pencarian *Frequent Itemset*

Customer	A.Fanta Pet 425 MI	A.Nu Green Tea	A.Aqua 600 MI	Z.Soto Ayam	Z.Nasi Putih	Z.Bakwan Jagung	Z.Pecel Ayam	Z.Soto Daging	Z. Teh Manis (Panas/Dingin)
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	1	1	1	0	0	0
3	0	0	1	0	1	0	1	0	0
4	0	0	0	0	1	0	1	0	0
5	0	0	0	0	1	0	0	1	1
Frekuensi	1	1	2	1	4	1	2	1	1

Dapat dilihat pada Tabel 4 diatas bahwa frekuensi dari masing-masing atribut yang ada pada sampel data transaksi Kantin Universitas Budi Luhur. Tahap selanjutnya yaitu mengurutkan frekuensi *item* dari yang terbanyak, sehingga hasilnya dapat dilihat pada Tabel 5 dibawah ini:

Tabel 5. pengurutan sampel frekuensi

Nama Item	Frekuensi
Z.Nasi Putih	4
A.Aqua 600 MI	2
Z.Pecel Ayam	2
Z.Soto Ayam	1
A.Fanta Pet 425 MI	1
Z.Bakwan Jagung	1
Z. Teh Manis (Panas / Dingin)	1

3.1.5 Pengurutan Data Berdasarkan Prioritas

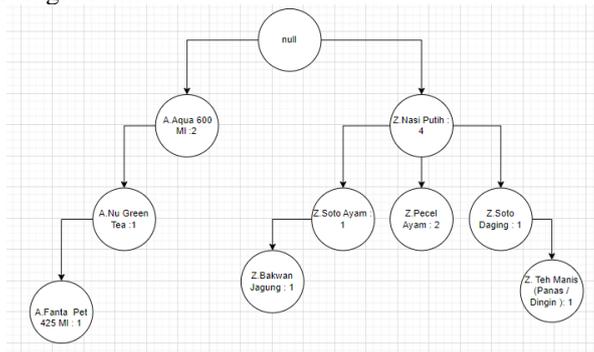
Pada tahap ini, data akan diurutkan berdasarkan prioritasnya yang dapat dilihat pada tabel 6 dibawah ini:

Tabel 6. Pengurutan Sampel Berdasarkan Prioritas

1	A.Aqua 600 MI	A.Fanta Pet 425 MI	A.Nu Green Tea
2	Z.Nasi Putih	Z.Pecel Ayam	A.Aqua 600 MI
3	Z.Nasi Putih	Z.Pecel Ayam	
4	Z.Nasi Putih	Z.Soto Ayam	Z.Bakwan Jagung
5	Z.Nasi Putih	Z.Soto Daging	Z. Teh Manis (Panas / Dingin)

3.1.6 Pembuatan *FP-Tree*

Setiap simpul pada *fp-tree* mengandung nama sebuah *item* dan *counter support* yang berfungsi untuk menghitung frekuensi kemunculan item tersebut dalam tiap lintasan transaksi. Hasil yang sudah diurutkan ditunjukkan pada gambar 3 sebagai berikut:



Gambar 3. Gambar *Fp-Tree* berdasarkan Sampel

Untuk Gambar 3 diatas berhubungan dengan pengurutan berdasarkan prioritas, Angka item merupakan jumlah item pada semua transaksi, dan untuk cabang/level merupakan hubungan item dengan item pada transaksi yang ada, dan jika ada item baru maka akan memunculkan cabang/level baru.

3.1.7 Pembangkitan *Conditional Pattern Base*

Tahap pembangkitan *conditional pattern base* ini dilakukan dengan cara mengambil *suffix* pada *fp-tree* yang telah dibuat sebelumnya dengan mengurutkan dari yang paling kecil terlebih dahulu sehingga hasil yang didapatkan adalah:

- A.Fanta Pet 425 MI : { A.Aqua 600 MI, A.Nu Green Tea, : 1 }
- A.Nu Green Tea : { A.Aqua 600 MI :1 }
- Z.Bakwan Jagung : { Z.Nasi Putih, Z.Soto Ayam : 1 }
- Z.Soto Ayam : { Z.Nasi Putih : 1 }
- Z. Teh Manis (Panas / Dingin) : { Z.Nasi Putih, Z.Soto Daging : 1 }
- Z.Soto Daging : { Z.Nasi Putih : 1 }
- Z.Pecel Ayam : { Z.Nasi Putih : 2 }

Mengacu Pada hasil pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan A.Fanta Pet 425 MI bertemu dengan A.Aqua 600 MI, dan A.Nu Green Tea sebanyak 1 kali. Begitupun seterusnya hingga proses pembangkitan *conditional pattern base* tersebut berakhir. Item A.Aqua 600 MI dan Z.Nasi Putih adalah *prefix* sehingga tidak perlu dimasukkan ke dalam *list* pembangkitan *conditional*

3.1.8 Pembangkitan *Conditional FP-Tree*

Tahap pembangkitan *conditional FP-tree* pada beberapa sampel data yang telah digunakan, sehingga hasil yang didapatkan adalah:

- A.Fanta Pet 425 MI : { A.Aqua 600 MI, A.Nu Green Tea :1 }
- A.Nu Green Tea : { A.Aqua 600 MI :1 }
- Z.Bakwan Jagung : { Z.Bakwan Jagung, Z.Nasi Putih : 1 }, { Z.Soto Ayam, Z.Pecel Ayam, Z.Soto Daging : 1 }
- Z.Soto Ayam : { Z.Nasi Putih : 1 }
- Z. Teh Manis (Panas / Dingin) : { Z.Nasi Putih, Z. Teh Manis (Panas / Dingin) : 1 }, { Z.Soto Ayam, Z.Pecel Ayam, Z.Soto Daging : 1 }
- Z.Soto Daging : { Z.Nasi Putih : 1 }
- Z.Pecel Ayam : { Z.Nasi Putih : 2 }

Mengacu Pada hasil pembangkitan *conditional FP-tree* didapatkan A.Fanta Pet 425 MI bertemu dengan A.Aqua 600 MI, dan A.Nu Green Tea sebanyak 1 kali. Begitupun seterusnya hingga proses pembangkitan *conditional pattern base* tersebut berakhir.

3.1.9 Pembangkitan *Frequent Pattern*

Acuan dari pembangkitan *frequent pattern* ini yaitu pembangkitan *conditional FP-tree* itu sendiri. Pada sampel data yang telah digunakan, didapatkan beberapa buah *frequent pattern*, yaitu:

- A.Fanta Pet 425 MI : { A.Aqua 600 MI, A.Fanta Pet 425 MI:1 }, { A.Nu Green Tea, A.Fanta Pet 425 MI :1 }
- A.Nu Green Tea : { A.Aqua 600 MI, A.Nu Green Tea :1 }
- Z.Bakwan Jagung : { Z.Bakwan Jagung, Z.Nasi Putih : 1 }, { Z.Soto Ayam, Z.Pecel Ayam, Z.Soto Daging : 1 }
- Z.Soto Ayam : { Z.Soto Ayam ,Z.Nasi Putih : 1 }
- Z. Teh Manis (Panas / Dingin) : { Z.Nasi Putih, Z. Teh Manis (Panas / Dingin) : 1 }, { Z.Soto Ayam, Z.Pecel Ayam, Z.Soto Daging : 1 }
- Z.Soto Daging : { Z.Soto Daging, Z.Nasi Putih : 1 }
- Z.Pecel Ayam : { Z.Soto Daging, Z.Nasi Putih : 1 }

3.1.10 Pencarian *Association Rule*

a. Mengetahui *Frequent 2 Itemset*

Tahap selanjutnya yaitu mencari *frequent 2 itemset*, cara pertama yang dilakukan dalam perhitungannya yaitu memasukkan keseluruhan *itemset* berdasarkan prioritas-nya, kemudian cara selanjutnya yaitu menghitung nilai *frequent 2 itemset* yang dapat dilihat pada tabel 7 dibawah ini:

Tabel 7. pencarian *frequent 2 itemset*

Frequent 2 itemset	A.Fanta Pet 425 MI	Z.Nasi Putih	Z.Pecel Ayam
A.Fanta Pet 425 MI	1	0	0
Z.Nasi Putih	0	4	2
Z.Pecel Ayam	0	2	2
....

Nilai 2 pada Z.Pecel Ayam dengan Z.Nasi Putih mengacu pada jumlah transaksi yang mengandung item Z.Pecel Ayam dan Z.Nasi Putih, karena transaksi tersebut hanya terjadi 2 kali. Begitupun seterusnya hingga proses iterasi pada transaksi tersebut berakhir.

b. Pencarian Nilai *Support*

Pencarian *support* pada item Z.Nasi Putih dan Z.Pecel Ayam terdapat 1 transaksi yang mengandung 2 item tersebut kemudian dibagi dengan total seluruh transaksi, yaitu 5 transaksi. Maka, rumus yang akan digunakan adalah rumus untuk menghitung *support 2 itemset(2)*:

$$\text{Nilai Support (A, B)} = \text{Jumlah Transaksi yang mengandung A dan B} / \text{Total Transaksi}$$

$$\text{Nilai Support (Z.Nasi Putih, Z.Pecel Ayam)} = 2/5 = 0.4$$

Hasil dari perhitungan menggunakan rumus diatas pada item Z.Nasi Putih dan Z.Pecel Ayam adalah 0.4. Keseluruhan nilai *support* pada setiap transaksi dapat dilihat pada tabel 8 dibawah ini:

Tabel 8. Pencarian Nilai *Support*

Support	A.Fanta Pet 425 MI	Z.Nasi Putih	A.Aqua 600 MI	Z.Pecel Ayam
A.Fanta Pet 425 MI	0,2	0	0,2	0
Z.Nasi Putih	0	0,8	0,2	0,4
A.Aqua 600 MI	0,2	0,2	0,2	0,2
Z.Pecel Ayam	0	0,4	0,2	0,4
....

c. Pencarian Nilai *Confidence*

Contohnya seperti transaksi pada item Z.Pecel Ayam dan Z.Nasi Putih. Kedua item tersebut dibagi dengan jumlah transaksi yang mengandung item Z.Pecel Ayam. Maka rumus yang akan di gunakan adalah rumus menghitung *confidence* (3):

$Confidence (A \Rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A}}$

$Confidence (Z.Pecel Ayam \Rightarrow Z.Nasi Putih) = \frac{2}{2} = 1$

Nilai *confidence* yang didapatkan dengan menggunakan rumus diatas pada item Z.Pecel Ayam dan Z.Nasi Putih adalah 1, sehingga keseluruhan nilai *confidence* dapat dilihat pada tabel 9 dibawah ini:

Tabel 9. Pencarian Nilai Confidence

Conf	A.Fanta Pet 425 MI	Z.Nasi Putih	A.Aqua 600 MI	Z.Pecel Ayam
A.Fanta Pet 425 MI	1	0	1	0
Z.Nasi Putih	0	1	0,25	0,5
A.Aqua 600 MI	1	1	1	1
Z.Pecel Ayam	0	1	0,5	1
....

d. Pencarian Lift Ratio

Contoh perhitungannya seperti pada produk Z.Pecel Ayam. Jumlah frekuensi pada produk tersebut adalah 2, kemudian jumlah frekuensi produk tersebut dibagi dengan jumlah total transaksi yaitu 5, sehingga hasilnya menjadi 0.4. Nilai *lift ratio* pada keseluruhan produk dapat dilihat pada tabel 10 dibawah ini:

Tabel 10. Pencarian Lift Ratio

Lift Ratio	A.Fanta Pet 425 MI	Z.Nasi Putih	A.Aqua 600 MI	Z.Pecel Ayam
A.Fanta Pet 425 MI	5	0	5	0
Z.Nasi Putih	0	1,25	0,3125	0,625
A.Aqua 600 MI	5	5	5	5
Z.Pecel Ayam	0	2,5	1,25	2,5
....

Hasil 1,25 pada Z. Pecel Ayam dan Z. Nasi Putih didapatkan melalui nilai *confidence* pada produk tersebut, yaitu 0,5. Kemudian dibagi dengan nilai *benchmark of confidence* Z.Pecel Ayam yaitu 0.4 sehingga hasilnya 1.25.

e. Pencarian Rule

Untuk contoh ditentukan nilai *minimum support* nya 25% yang dimana Jika presentase nilai *support* semakin besar, maka semakin sering juga kombinasi item tersebut muncul pada suatu transaksi. Untuk *confidence* nya ditentukan nilai *confidence* nya 75%. Maka dari perhitungan yang sudah dilakukan di dapatkan *rule* :

- 1) Z. Pecel Ayam \Rightarrow Z. Nasi Putih dengan nilai *support* $\frac{2}{5}=40\%$, *Confidence* $\frac{2}{2} = 100\%$ dan *Lift Ratio* 2,5

Mengacu Pada rule maka didapatkan jika pelanggan membeli Z. Pecel Ayam maka pelanggan juga akan membeli Z. Nasi Putih yang berdasarkan dari nilai *support* $\frac{2}{5}=40\%$, *Confidence* $\frac{2}{2} = 100\%$ dan *Lift Ratio* 2,5

3.2 Pengujian

Pengujian merupakan salah satu hal yang harus dilakukan dalam setiap pengembangan sistem untuk mengevaluasi, menganalisis dan mengetahui hasil tingkat akurasi dari sistem yang dibuat

3.2.1 Pengujian Data

Pada tahap pengujian data, data yang digunakan berjumlah 1131 data transaksi dengan total 415 transaksi pada data transaksi Kantin Universitas Budi Luhur periode bulan Juni 2022. Pada proses pengujian ini, pada penelitian ini ditetapkan nilai *minimum support* sebesar 1% dan nilai *minimum confidence* sebesar 75%, serta

mengeluarkan *item* z.nasi putih dari perhitungan. karena jika nilai *minimal support* diatas 1,2%, hubungan antara beberapa *itemset* pasti tidak akan berelasi karena pada dasarnya *support* dan *confidence* itu berhubungan antara 2 *itemset* atau lebih. Hasil pengujian data transaksi Kantin Universitas Budi Luhur dengan menggunakan sistem aplikasi yang telah dibangun dapat dilihat pada Gambar 4 dibawah ini:

Aturan Asosiasi				
No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1	Jika pelanggan membeli z.tumis kangkung maka pelanggan juga akan membeli z.tahu goreng	5/415 = 1.2%	5/6 = 83.33%	6.92
2	Jika pelanggan membeli tumis cumi asin maka pelanggan juga akan membeli z. sambel	5/415 = 1.2%	5/6 = 83.33%	31.44

Gambar 4. Hasil Pengujian Data

3.2.2 Pengujian Probabilitas

Pada tahap pengujian probabilitas berdasarkan *rule* ini, tahapannya untuk menguji ketepatan nilai berdasarkan *rule* yang telah di tentukan, setiap *rule* akan yang di temukan kemudian akan dikalikan dengan jumlah data yang ada. Pengujian Probabilitas berdasarkan *rule* dapat dilihat pada Gambar 5 dibawah ini:



Gambar 5. Pengujian Probabilitas berdasarkan *rule*

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi dari penelitian didapatkan kesimpulan yang dapat diambil yaitu sebagai berikut: Sistem aplikasi yang telah dibuat dapat melakukan perhitungan asosiasi pada data transaksi Kantin Universitas Budi Luhur sehingga hasil yang didapatkan sesuai dengan yang diharapkan, yaitu mendapatkan pola pembelian konsumen dan mendapatkan rekomendasi strategi penjualan berikutnya dengan melihat hasil dari *association rule*. Dan pada proses pengujian terhadap 1131 data dari total 415 transaksi, dengan menggunakan nilai *minimum support* sebesar 1% dan nilai *minimum confidence* sebesar 75% telah didapatkan 2 *rule* dengan nilai *lift ratio* diatas 1 (valid) dan dengan *rule* yang ada didapatkan probabilitas *item* yang masing-masing dikali 1.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Joseph Kalayathankal, S. Mathew, S. Mary, I. T. John Abraham Assistant Professor, S. Joseph Kalayathankal HOD, and A. Professor, "Data mining techniques and methodologies Coastal vulnerability assesment using Fuzzy logic View project A study on the curling number of graph classes View project DATA MINING TECHNIQUES AND METHODOLOGIES," *Article in International Journal of Civil Engineering and Technology*, vol. 17, no. 7, pp. 246–252, 2018, [Online]. Available: <http://www.iaeme.com/IJCIET/index.asp246http://www.iaeme.com/ijciet/issues.asp?JType=IJCIET&VType=9&IType=7http://www.iaeme.com/ijciet/issues.asp?JType=IJCIET&VType=9&IType=7>
- [2] A. Anggrawan, M. Mayadi, and C. Satria, "Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth," *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 1, pp. 125–138, Nov. 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1260.
- [3] I. P. A. P. Wibawa, I. K. A. Purnawan, D. P. S. Putri, and N. K. D. Rusjyanthi, "Prediksi Partisipasi Pemilih dalam Pemilu Presiden 2014 dengan Metode Support Vector Machine," *Jurnal Ilmiah Merpati (Menara Penelitian Akademika Teknologi Informasi)*, p. 182, Dec. 2019, doi: 10.24843/JIM.2019.v07.i03.p02.

- [4] P. Bidang Komputer Sains dan Pendidikan Informatika, D. Akademi Perekam dan Informasi Kesehatan Iris Padang Jl Gajah Mada No, and S. Barat, "Jurnal Edik Informatika Data Mining : Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5 Yuli Mardi".
- [5] M. P. Tana, F. Marisa, and I. D. Wijaya, "Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Pada Toko Oase Menggunakan Algoritma Apriori," *J I M P - Jurnal Informatika Merdeka Pasuruan*, vol. 3, no. 2, Aug. 2018, doi: 10.37438/jimp.v3i2.167.
- [6] M. J. Hakim and Y. Akbar, "MARKET BASKET ANALYSIS MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI BERBASIS BAHASA R (Studi Kasus Transretail Indonesia) Selection and peer-review under responsibility of The 11th STIKOM CKI on SPOT," *CKI On SPOT*, vol. 11, no. 2, 2018.
- [7] D. Winarti *et al.*, "Penerapan Data Mining untuk Analisa Tingkat Kriminalitas Dengan Algoritma Association Rule Metode FP-Growth," *Jurnal SIMTIKA*, vol. 4, no. 3, 2021.
- [8] M. Fauzy, K. R. Saleh W, and I. Asror, "PENERAPAN METODE ASSOCIATION RULE MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA SIMULASI PREDIKSI HUJAN WILAYAH KOTA BANDUNG," *Jurnal Ilmiah Teknologi Infomasi Terapan*, vol. 2, no. 3, Aug. 2016, doi: 10.33197/jitter.vol2.iss3.2016.111.
- [9] M. Li, X. Lv, Y. Liu, L. Wang, and J. Song, "TCM Constitution Analysis Method Based on Parallel FP-Growth Algorithm in Hadoop Framework," *J Healthc Eng*, vol. 2022, pp. 1–14, Aug. 2022, doi: 10.1155/2022/9006096.
- [10] W. P. Nurmayanti *et al.*, "Market Basket Analysis with Apriori Algorithm and Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) on Outdoor Product Sales Data," *International Journal of Educational Research & Social Sciences*, vol. 2, no. 1, pp. 132–139, Apr. 2021, doi: 10.51601/ijersc.v2i1.45.
- [11] D. A. Silitonga and A. P. Windarto, "Implementasi Market Basket Analysis Menggunakan Association Rule Menerapkan Algoritma FP-Growth," *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 3, no. 2, pp. 101–109, Feb. 2022, doi: 10.47065/josh.v3i2.1239.